第46卷 第1期
2023年1月
干旱区地理
ARID LAND GEOGRAPHY
Vol. 46 No. 1
Jan. 2023

太阳辐射短时临近预报R模型的构建及验证

姚德贵[1]， 刘唯佳[2]， 韩永翔[3]， 李 哲[1]， 梁 允[1]

（1. 国网河南省电力公司电力科学研究院，河南 郑州 450000；2. 杭州市气象局，浙江 杭州 310051；
3. 南京信息工程大学气象灾害预报预警与评估协同创新中心，江苏 南京 210044）

摘 要： 提高太阳辐射短时临近预报（<6 h）的准确率是确保电网调度的重要举措，也是极具挑战性的技术瓶颈之一。基于云-辐射关系，利用地面观测的太阳辐照度反演的云相对辐射强迫比值，构建了太阳辐射短时临近预报模型（R模型），并用美国南部大平原中心站16 a的辐照度观测数据，对R模型的预报性能进行了评估。结果表明：（1）有云存在的个例中，R模型较传统的简单持续性模型（Simple模型）的预报性能有很大提升，相比于预报性能较高的智能持续性模型（Smart模型或RCRF模型）仍有2%~25%的改进。（2）在16 a包含2.9×10^5个8类云状个例的总体检验中，当预报时效超过1 h时，R模型的预报性能显著优于Simple模型和RCRF模型。相对于RCRF模型，R模型在6 h预报时效下，对总辐射和直接辐射的预报性能可分别提高25%和19%，预报时效分别延长了1.5 h和1 h。（3）R模型为太阳辐射短时临近预报提供了准确率更高的基准模型。同时，该模型可仅依靠地面短期的辐照度观测资料即可预报，为缺少同期气象要素观测的光伏电厂的辐射预报提供了新的途径或新的可能。

关 键 词： 持续性模型；短时临近预报；预报性能；光伏电厂
文章编号： 1000－6060(2023)01－0047－09(0047～0055)

光伏发电是清洁能源的重要组成部分，作为可再生能源之一，它是实现“碳中和”的一项重要举措[1-3]。西北干旱地区是我国太阳能最丰富的地区，但因太阳能具有波动性、间歇性和随机性的特点[4-5]，特别在有云时，太阳辐射因云的变化将引起光伏发电量的急剧波动，威胁着电网的安全性、稳定性及经济运行[6-7]。太阳辐射短时临近预报（<6 h）作为光伏发电平稳调度的重要保障，特别是提高有云存在时的太阳辐射短时临近预报准确率，不仅对于优化电网调度、负荷的合理分配具有重要意义，同时也是目前太阳辐射预报领域最具挑战性的课题之一。

随着太阳能光伏发电需求的不断增加，太阳能预报方法的研究也发展迅速，从早期的统计模型（如自回归滑动平均、指数平滑等），发展到数值预报系统（如WRF-Solar）、持续性模型和机器学习模型等[8-11]。上述各类预报模型在太阳辐射预报领域中被广泛应用，在晴空时有较高的预报准确率，但它们各有其优缺点，如从太阳能预报的准确性来看，对于单站、小时内的太阳辐射预测，主要依靠持续性模型和时间序列模式，而随着空间的扩展及预报时效的延长（>6 h），太阳辐射预报则主要依靠中尺度数值模式[12]。然而，在有云的条件下，上述模型均存在预报准确率低的问题[13-15]。值得注意的是，除了持续性模型外，其余模型均需要大量的观测资料来支撑，而持续性模型可以只利用一个时刻的观测值即可预报未来时次，其预报原理非常简单且晴空短时预报准确率非常高，因此持续性模型通常作为太阳辐射预报的基准模型，用来评估其他模型预报性能的优劣[10]。同时，由于光伏发电站通常只配备了辐射观测仪器，仅存有一些短期的辐射观测资料，且当气象站和光伏电厂间的距离超过25

收稿日期： 2022-06-01； **修订日期：** 2022-07-17
基金项目： 国家自然基金面上项目(41875176)资助
作者简介： 姚德贵(1971-)，男，博士，教授级高级工程师，主要从事电力气象研究. E-mail: 16492187@qq.com
通讯作者： 刘唯佳(1990-)，女，博士，工程师，主要从事太阳辐射预报研究. E-mail: weijialiu90@outlook.com

km时，附近气象站辐射资料对于光伏电站的参考性将大大降低[16]，因而，对光伏发电站而言，持续性模型是太阳辐射短时临近预报中更为现实的选择。如果能够构建有云存在时的持续性模型且能够提高预报准确率，无疑会成为太阳辐射短时临近预报的利器。

目前，传统的持续性模型主要有简单持续性模型和智能持续性模型（下文分别称Simple、Smart两模型），Simple模型由于未考虑云及太阳运动的影响，通常仅在1 h内有尚可的预报效果[10]，而Smart模型则初步考虑了云的辐射强迫作用，它基于晴空指数的持续性，被定义为总辐射（Global horizontal irradiance, GHI）与晴空总辐射的比值[17]，使得Smart模型在有云的情况下的预报性能与Simple模型相比有明显的提升，但Smart模型仅能预报总辐射，而无法有效地预测直接辐射（Direct normal irradiance, DNI）[18]。刘唯佳[19]基于云相对辐射强迫而构建的RCRF模型，它可认为是Smart模型的扩展模型，可同时预报GHI和DNI。然而，RCRF模型仅考虑了云对辐射的综合影响，而对于更深入的宏观特征（如云反照率等）缺乏考虑。因此，根据辐射传输方程，利用地面观测的辐照度反演出的相对辐射强迫比值，它可以近似地代表云反照率[20]，在此基础上，本文基于持续性的思想，构建了新的太阳能持续性模型，并利用美国南部大平原（Southern Great Plain, SGP）中心观测站长达16 a的观测数据对新模型的性能进行评估，试图为太阳辐射短时临近预报提供准确率更高的基准模型。

1 数据与方法

1.1 数据来源

本文的数据来源于SGP中心观测站（https://www.arm.gov/），时间为1998—2014年（美国中部时间），样本时间分辨率为15 min；该数据产品是通过1 min的资料做平均以及一系列检验处理（如拟合等）及质量控制得到的[21]，该数据集由网站直接提供，样本中包含2.9×10^5个浅积云、其他低云、浓积云、深对流云、高积云、高层云、卷层云/砧和卷云8类云状的个例。该网站提供的数据已经过严格的质量控制，被广泛用于大气-辐射-云的研究中。本文的预报时效为15 min至6 h。

1.2 基于相对辐射强迫比值持续性模型的构建及评估指标

1.2.1 模型的构建 在对辐射传输方程的简化过程中，相对辐射强迫（$RCRF_i$）的定义[22]为：

$$RCRF_i = 1 - \frac{F^{dn}_{all,i}}{F^{dn}_{clr,i}} \tag{1}$$

相对辐射强迫比值（R）定义为$RCRF_{GHI}$与$RCRF_{DNI}$的比值：

$$R = RCRF_{GHI}/RCRF_{DNI} \tag{2}$$

式中：i为参量标识，可指代总辐射（GHI）或直接辐射（DNI）；$F^{dn}_{all,i}$和$F^{dn}_{clr,i}$分别为垂直向下的辐照度和晴空辐照度（W·m^{-2}）；$RCRF_{GHI}$、$RCRF_{DNI}$分别为总辐射、直接辐射的相对辐射强迫。值得注意的是，$F^{dn}_{all,GHI}$即为GHI（W·m^{-2}），而$F^{dn}_{all,DNI}$为DNI的垂直分量（W·m^{-2}），为方便讨论，在下文中DNI指代其垂直分量$F^{dn}_{all,DNI}$。

持续性模型的假设为未来某时刻（t_f）、某变量（V）的值为历史时刻（t）的投影，即$V(t_f)=V(t)$，则根据相对辐射强迫比值（R）持续性建立的模型满足：

$$R(t_f) = R(t) \tag{3}$$

将式（2）中各项代入时刻（t_f），并将$R(t)$代替$R(t_f)$代入到式（2）中可得：

$$R(t) = R(t_f) = RCRF_{GHI}(t_f)/RCRF_{DNI}(t_f) \tag{4}$$

通过式（4）移项可知：

$$RCRF_{GHI}(t_f) = R(t)\times RCRF_{DNI}(t_f) \tag{5}$$

$$RCRF_{DNI}(t_f) = RCRF_{GHI}(t_f)/R(t) \tag{6}$$

将式（1）的各项代入时刻（t_f），则RCRF在预报时刻（t_f）下满足：

$$RCRF_{GHI}(t_f) = 1 - \frac{GHI(t_f)}{F^{dn}_{clr,GHI}(t_f)} \tag{7}$$

$$RCRF_{DNI}(t_f) = 1 - \frac{F^{dn}_{all,DNI}(t_f)}{F^{dn}_{clr,DNI}(t_f)} \tag{8}$$

将式（5）和（6）分别代入式（7）和（8）中并移项，则基于云相对辐射强迫比值（R）的预报方程如下：

$$\begin{aligned} GHI(t_f) &= \left[1 - RCRF_{GHI}(t_f)\right]\times F^{dn}_{clr,GHI}(t_f) = \\ &\left[1 - R(t)\times RCRF_{DNI}(t_f)^{*}\right]\times F^{dn}_{clr,GHI}(t_f) \end{aligned} \tag{9}$$

$$F_{\mathrm{all,DNI}}^{\mathrm{dn}}\left(t_f\right)=\left[1-\mathrm{RCRF}_{\mathrm{DNI}}\left(t_f\right)\right]\times F_{\mathrm{clr,DNI}}^{\mathrm{dn}}\left(t_f\right)=\left[1-\mathrm{RCRF}_{\mathrm{GHI}}\left(t_f\right)^{*}/R(t)\right]\times F_{\mathrm{clr,DNI}}^{\mathrm{dn}}\left(t_f\right) \quad (10)$$

晴空大气辐照度 $F_{\mathrm{clr},i}^{\mathrm{dn}}$ 的估算主要来自文献[23]，对于式(9)和(10)中带星号的RCRF分量采用五点加权平滑的方法进行估算，其计算公式如下：

$$\mathrm{RCRF}\left(t_f\right)=\frac{\sum_{j=0}^{t}(1-a)^{j}\mathrm{RCRF}(t-j)}{\sum_{j=0}^{t}(1-a)^{j}} \quad (11)$$

式中：j 表示在移动过程中第 j 个时间步数；t 表示在移动过程中使用的过去总时间步数；a 为平滑系数，对于五点加权平均，通常设置为1/3。

为了方便比较，式(12)和(13)还分别给出了Simple和RCRF模型(即Smart模型的扩展模型)的预报公式：

$$F_{\mathrm{all},i}^{\mathrm{dn}}\left(t_f\right)=F_{\mathrm{all},i}^{\mathrm{dn}}(t) \quad (12)$$

$$F_{\mathrm{all},i}^{\mathrm{dn}}\left(t_f\right)=[1-\mathrm{RCRF}_i(t)]\times F_{\mathrm{clr},i}^{\mathrm{dn}}\left(t_f\right) \quad (13)$$

1.2.2 预报性能评估指标 本文利用百分比均方根误差指标(PE)来评估模型的预报性能，其定义如下：

$$\mathrm{PE}=\frac{\mathrm{RMSE}}{\bar{y}_{\mathrm{obs}}}=\frac{\sqrt{\frac{\sum_{k=1}^{n}\left(y_{\mathrm{obs}_k}-y_{\mathrm{pre}_k}\right)^2}{n}}}{\frac{1}{n}\sum_{k=1}^{n}y_{\mathrm{obs}_k}}\times 100\% \quad (14)$$

式中：k 和 n 分别为第 k 个和共 n 个时间步长；y_{obs} 与 y_{pre} 分别为观测值和预报值；$\bar{y}_{\mathrm{obs}}$ 为观测值的平均值。PE是一个无量纲量，其值越小，代表模型的预报性能越好。同时，本文还引入了PE评分(PE-S)来表征新模型相对于参考模型性能的提升幅度[24]，其表达式为：

$$\mathrm{PE\text{-}S}_{\mathrm{reference}}=\left(1-\frac{\mathrm{PE}_{\mathrm{model}}}{\mathrm{PE}_{\mathrm{reference}}}\right)\times 100\% \quad (15)$$

式中：下标“model”和“reference”分别表示被评估的新模型和参照模型，当PE-S为正值时，新模型比参考模型预报性能提升；反之，则不如参考模型。PE-S的绝对值表示新模型相对于参考模型性能提升或降低的百分比。

2 结果与分析

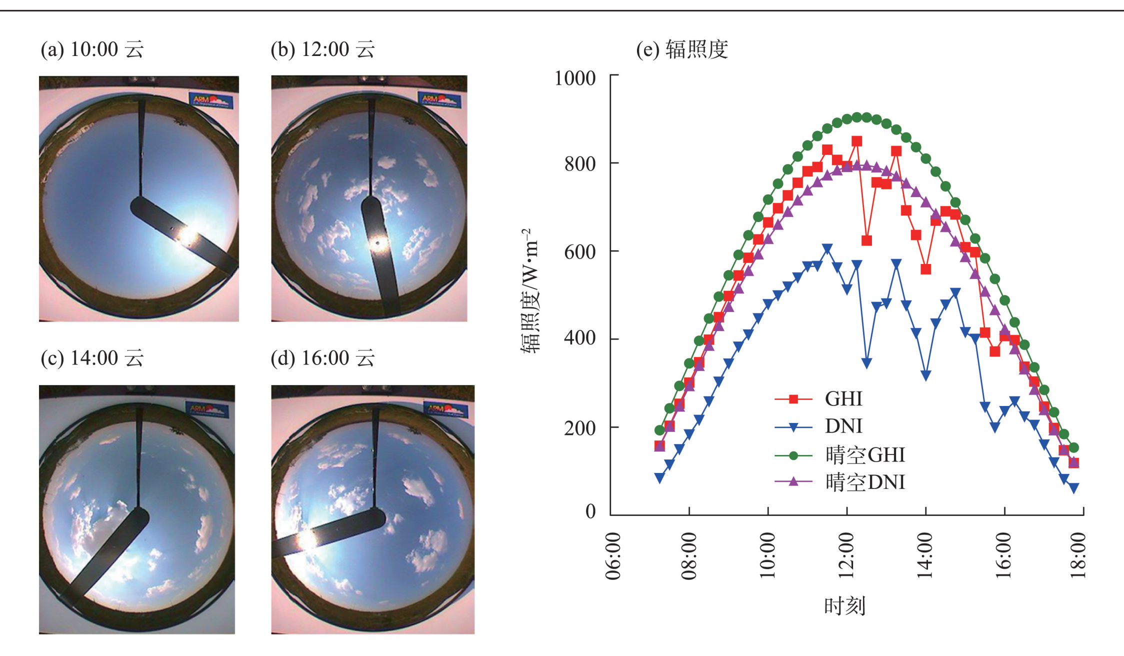
2.1 有云时段个例的辐射二分量预报效果检验

以2002年9月7日SGP中心观测站白天每15 min的辐射数据为例，它包括晴空时段和有云时段。图1给出了该个例中全天空成像仪观测的云的变化，在10:00以前，天空无云，观测到GHI和DNI曲线均呈现连续的上升趋势并接近峰值，GHI的峰值在800 W·m^{-2}左右，DNI在600 W·m^{-2}左右，这与晴空条件下的辐照度变化特征一致。大约从12:00开始到16:00这一时段，从全天空成像仪中可以清晰地看到站点上空有分散的云块出现，这使观测到GHI和DNI在12:00—16:00这一时段有大幅的波动(图1e)，且出现观测的辐照度显著低于晴空辐照度的情况，这表明云的出现会同时削弱GHI和DNI。

本文利用Simple模型、Smart模型和新构建的R模型，分别预报了6 h之内的GHI和DNI，并对其预报效果进行了评估。由于RCRF模型可看作是Smart模型在DNI分量上的延伸[19]，因此下文中用RCRF模型代替Smart模型。图2显示了3种模型在不同预报时效(1 h、2 h和3 h)下GHI和DNI的预报值和观测值。从图中可直观地看到R模型对于GHI和DNI的预报效果要好于RCRF模型，且二者均明显好于Simple模型。为了定量检验模型的预报性能，本文计算了这3个预报时效下的PE值(表1)，从表1可知，随着预报时效的增加，各模型的PE值均在增加，表明预报误差逐渐增大，预报性能逐渐下降。对于GHI，虽然所有模型的PE值均随预报时效在增加，但在1 h、2 h和3 h预报时效下，新构建的R模型较Simple模型的PE值分别大幅下降了56%、69%和74%，表示在相同的预报时效下，R模型较Simple模型的预报性能有很大提升。即使对于预报性能较好的RCRF模型，新构建的R模型在1 h、2 h和3 h预报时效下的PE值也分别下降了14%、21%和25%。对于DNI，在1 h、2 h和3 h预报时效下，R模型较Simple模型的PE值大幅下降了43%、48%和61%，其预报性能的改进较GHI的改进略小。而新构建的R模型相对于预报性能较高的RCRF模型，仍有2%~18%的改进。

2.2 总体样本的预报效果检验

从上述有云个例初步的预报效果来看，无论对于Simple模型还是预报性能较高的RCRF模型，新构建R模型的预报效果要更好。但由于随机个例所得的结论可能带有非常大的偶然性，下面将利用更长时段的观测数据进一步验证新模型的预报效果。所使用的资料为SGP中心观测站1998—2014



注：GHI为总辐射；DNI为直接辐射；图中时刻为美国中部时间。下同。

图1 2002年9月7日白天美国南部大平原（SGP）中心观测站全天空成像仪观测的云及观测的辐照度

Fig. 1 Clouds detected by total sky imager and observed irradiances at the SGP Central Facility site during the daytime on September 7, 2002

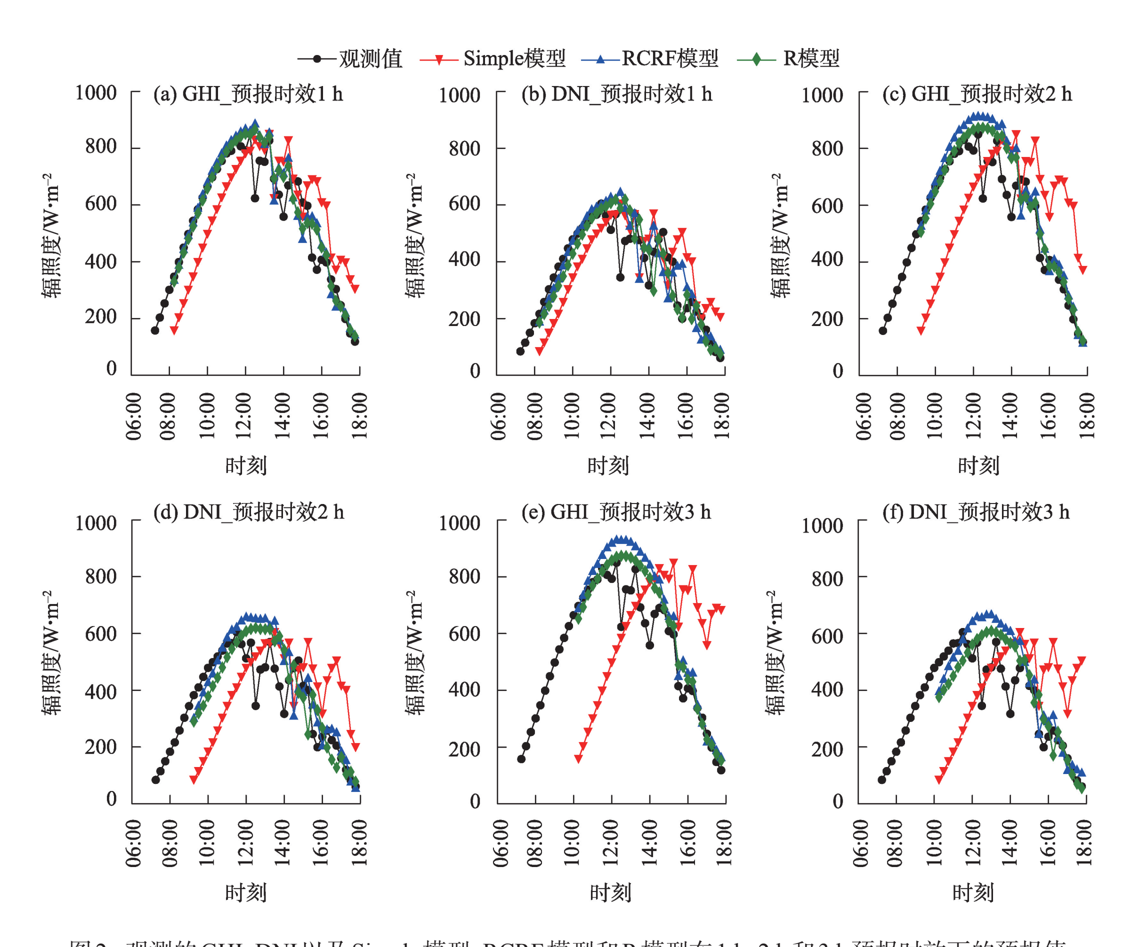


图2 观测的GHI、DNI以及Simple模型、RCRF模型和R模型在1 h、2 h和3 h预报时效下的预报值

Fig. 2 Observed GHI, and DNI, as well as the predictions from Simple, RCRF and R model at lead times of 1 hour, 2 hours and 3 hours

表1 各模型在1 h、2 h和3 h预报时效下的PE值

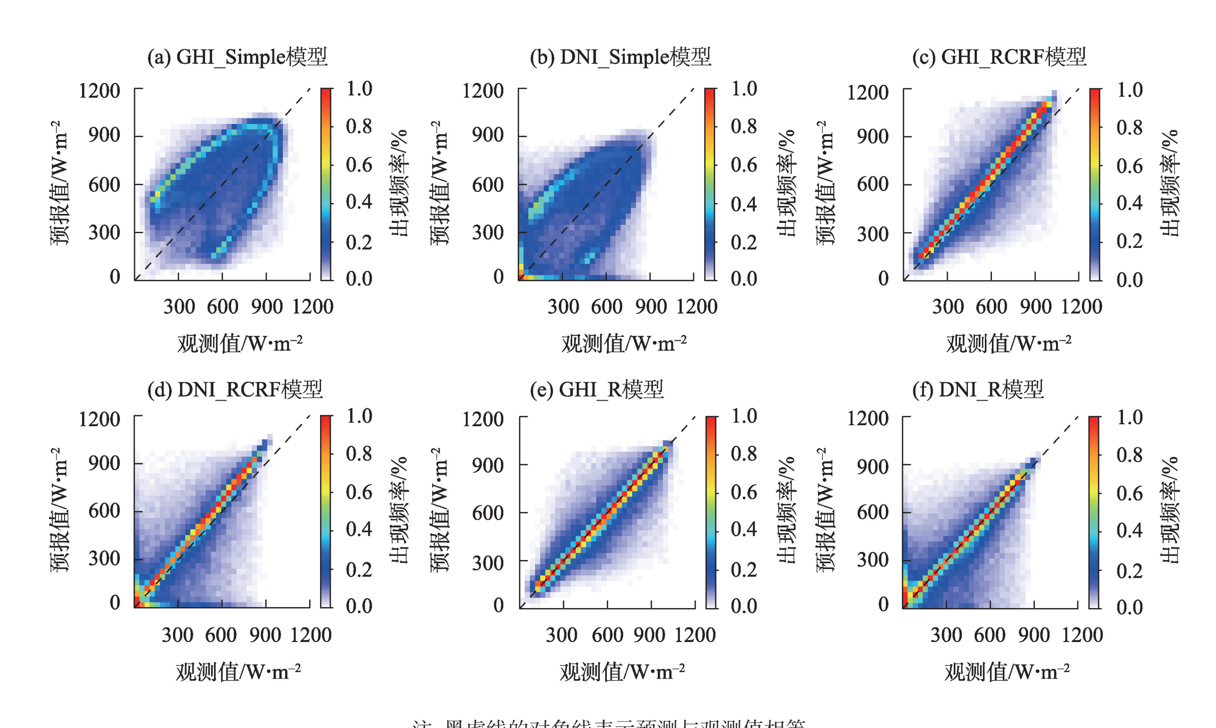
Tab. 1 PE values for all the models at lead times of 1 hour, 2 hours and 3 hours /%

模型	1 h预报时效		2 h预报时效		3 h预报时效	
	GHI	DNI	GHI	DNI	GHI	DNI
Simple	27.0	34.1	44.1	50.2	58.9	69.4
RCRF	13.8	23.1	17.5	26.7	20.5	33.3
R	11.9	19.4	13.8	26.1	15.3	27.2

注：PE为百分比均方根误差指标；GHI为总辐射；DNI为直接辐射。

年共16 a每15 min一次的GHI和DNI的观测样本，其中包含2.9×10^5个浅积云、其他低云、浓积云、深对流云、高积云、高层云、卷层云/砧和卷云8类云状的个例。图3给出了3 h预报时效下的预测值和观测值的散点分布图，结果显示，无论是GHI还是DNI，Simple模型的散点分布范围要明显宽于RCRF和R模型，散点高频区分布在对角线外围，表明观测值与预测值存在非常大的偏差。而RCRF和R模型的散点高频区主要分布在对角线上，表明观测值与预测值的偏差较小，但2个模型散点分布的高频带由对角线向上弯折，表明二者对GHI和DNI的高值有不同程度的高估。从直观上看，RCRF模型比R模型更容易造成高值的高估，但它们的预报效果均明显好于Simple模型。

从3种模型的PE随预报时效（15 min~6 h）的变化（图4）中可以看出：无论是GHI还是DNI，在1 h内的预报时效下，R和RCRF模型的PE值与Simple模型的PE值差异不显著，但在个别预报时效下R模型的预报效果不如RCRF模型（如在DNI预报中，预报时效<1 h）。但当预报时效超过1 h后，虽然随着预报时效的增加，3种模型的预报性能均开始下降，但R和RCRF模型的预报性能明显优于Simple模型，而且随着预报时效的增加，新构建R模型的PE值开始明显低于RCRF模型，说明其预报效果开始优于RCRF模型。以上结果表明，R模型在长预报时效下（>1 h）更能发挥优势。为了定量地说明新构建R模型预报性能相对于RCRF模型的优劣，本文计算了R模型的PE-S_{RCRF}随预报时效的变化（图5），正的



注：黑虚线的对角线表示预测与观测值相等。

图3 3 h预报时效下预测值和观测值的散点分布

Fig. 3 Scatter distribution between prediction and observation at lead time of 3 hours

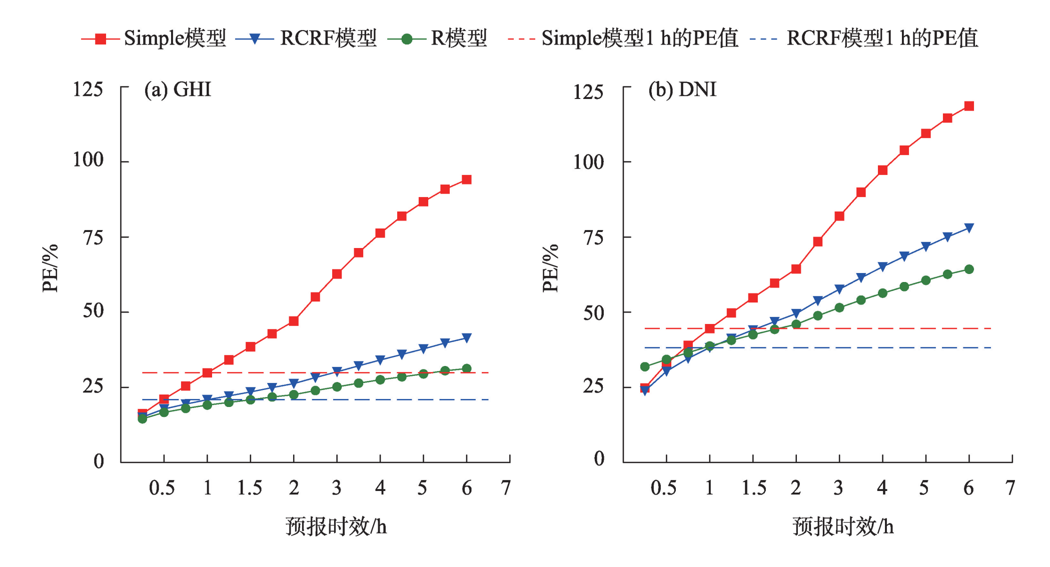
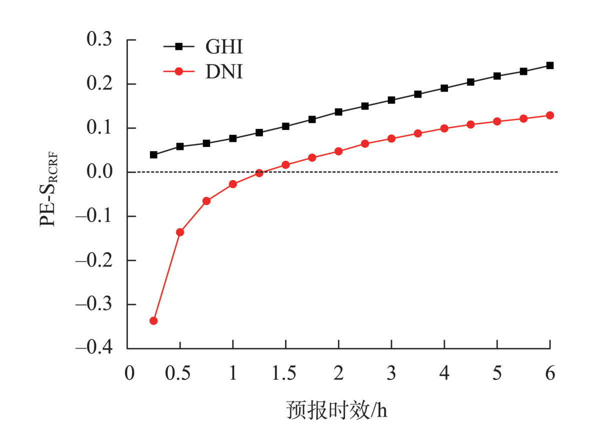


图4 百分比均方根误差指标(PE)值随预报时效的变化

Fig. 4 Change of percentage root mean square error index (PE) value with forecasting time



注:PE-S_{RCRF}正(负)代表R模型比RCRF预报性能好(差)。

图5 R模型相对于RCRF模型的评分(PE-S_{RCRF})随预报时效的变化

Fig. 5 Variation of the score of R model relative to RCRF model (PE-S_{RCRF}) with forecast time

PE-S_{RCRF}表明R模型的预报性能比RCRF模型的预报性能更好,反之,则代表RCRF模型的性能更好。对于GHI,R模型在所有预报时效上都优于RCRF模型,并且改进效果随着预报时效的增加而逐渐提升,在6 h预报时效下,R模型的预报性能提高了25%。对于DNI,当预报时效在1 h内,新构建R模型在预测DNI时的性能不如RCRF模型,但当预报时效大于1 h,改进效果随预报时效的增加而逐渐提升,在6 h预报时效下,R模型的预报性能提高了19%。

评估模型预报性能好坏的另一个指标是预报时效是否延长。Simple模型在1 h预报时效内通常具有较好的预测精度[10],因此以1 h下的Simple模型的PE值作为参考指标,来判断其他模型相对于Simple模型的预报时效是延长还是缩短,具体的方法为,其他模型第一个超过参考指标时对应的预报时效。图4中红色水平虚线代表1 h下Simple模型的PE值,从图中可以看出,相对于Simple模型,RCRF和R模型将GHI的预报时效从1 h延长到3 h和5.5 h,分别延长了2 h和4.5 h,而二者将DNI的预报时效分别延长了0.75 h和1 h、1.5 h和1 h。类似地,若以1 h预报时效下的RCRF模型的PE值作为评估指标,R模型的预报时效最长可延长0.75 h。

综上所述,对于GHI和DNI的预报,R模型均显示出了比Simple模型更高的预报准确率,同时当预报时效>1 h时,该模型的预报性能也要好于RCRF模型(Smart模型的扩展模型)。而从预报时效上看,R模型相对于Simple模型和RCRF模型均有不同程度的延长。值得注意的是,本文推导了R模型中的核心预报因子云相对辐射强迫比值、RCRF和太阳辐射之间的关系[式(1~2)],云相对辐射强迫比值本质上同时考虑了$RCRF_{GHI}$和$RCRF_{DNI}$的共同影响[式(2)];而在RCRF预报模型中只考虑了单一的RCRF的影响,如在预报GHI中仅用到了$RCRF_{GHI}$的信息[19],由此暗示了更多辐射信息的引入将有助于提高模型的预报准确率。同时,根据预报方程可知,R模型在预报时只需要地面短期的辐射观测资料,无需其他辅助观测(如云的观测),这为缺少同

期气象要素观测的光伏电厂的辐射预报提供了新的途径或新的可能。

3 讨 论

根据相对辐射强迫比值构建的持续性模型是一个具有一定物理含义的数学模型，在污染非常轻的地区，如美国的SGP中心观测站，相对辐射强迫比值近似可代表云反照率[19-20,22]，在16 a包含2.9×10^5个8类云状个例的总体验证中，其短时临近预报效果明显好于目前预报效果最好的Smart模型[18-19]；但在污染较重的地区，从理论推导来看，R中不仅包含云反照率信息而且还含有污染物信息，如中国西北沙漠地区常年含有巨量的沙尘气溶胶[25-27]，R模型的通用性仍需要更多观测资料去验证。另外，在R理论推算中仅假设了一个单一的、均匀的云层，而实际大气中可能存在更复杂的情况，如多层云、云的水平不均匀性、三维效应和水平光子传输、气溶胶粒子、水汽的影响等均没有考虑，这有待于未来更深入地研究。

4 结 论

本文利用地面观测的辐照度反演出的云相对辐射强迫比值，基于持续性的思想，构建了太阳辐射短时临近预报系统R模型，并利用SGP中心观测站一个有云个例和长达16 a的太阳辐射观测数据，对新构建的R模型的预报性能进行了效果评估，同时还与传统的持续性模型Simple模型和Smart模型（本文称之为RCRF模型）进行了比较，具体结论如下：

（1）对于有云个例，无论是GHI还是DNI，新构建的R模型较Simple模型的PE值大幅下降了43%~74%，R模型的预报性能有很大的改进。即使对于预报性能较高的RCRF模型，新构建的R模型仍有2%~25%的改进，其中对GHI的改进更大。

（2）利用2.9×10^5个包含8类云状的16 a的所有样本进行评估，无论是GHI还是DNI，预报时效在1 h内，新构建的R模型预报性能略低于Simple模型；超过1 h后，随着预报时效的增加，R模型的预报性能不但明显优于Simple模型而且优于RCRF模型。相对于预报性能较高的RCRF模型，在6 h预报时效下，R模型对GHI和DNI的预报性能分别提高了25%和19%；预报时效较Simple模型和RCRF模型最长可延长4.5 h和0.75 h。

（3）构建的R模型的预报性能高于RCRF模型，暗示了更多云信息在模型中的引入将有助于提高预报准确率，它为有云存在的太阳能临近预报提供了准确率更高的基准模型。由于它只需要地面短期的辐射观测资料即可进行预报，为缺少同期气象观测的光伏电厂的太阳辐射短时临近预报提供了可能。

参考文献（References）

[1] 胡鞍钢. 中国实现2030年前碳达峰目标及主要途径[J]. 北京工业大学学报(社会科学版), 2021, 21(3): 1−15. [Hu Angang. China's goal of achieving carbon peak by 2030 and its main approaches[J]. Journal of Beijing University of Technology (Social Sciences Edition), 2021, 21(3): 1−15.]

[2] 邹才能, 熊波, 薛华庆, 等. 新能源在碳中和中的地位与作用[J]. 石油勘探与开发, 2021, 48(2): 411−420. [Zou Caineng, Xiong Bo, Xue Huaqing, et al. The role of new energy in carbon neutral [J]. Petroleum Exploration and Development, 2021, 48(2): 411−420.]

[3] 崔容强. 太阳能光伏发电——中国低碳经济的希望[J]. 自然杂志, 2010, 32(3): 149−154. [Cui Rongqiang. Solar photovoltaic power: Hope of low-carbon economy in China[J]. Chinese Journal of Nature, 2010, 32(3): 149−154.]

[4] 刘佳, 何清, 刘蕊, 等. 新疆太阳辐射特征及其太阳能资源状况[J]. 干旱气象, 2008, 26(4): 61−66. [Liu Jia, He Qing, Liu Rui, et al. Solar radiation character and solar energy resource in Xinjiang [J]. Arid Meteorology, 2008, 26(4): 61−66.]

[5] 桑建人, 刘玉兰, 林莉. 宁夏太阳辐射特征及太阳能利用潜力综合评价[J]. 中国沙漠, 2006, 26(1): 122−125. [Sang Jianren, Liu Yulan, Lin Li. Characteristic of solar radiation in Ningxia and integrated evaluation on utilization potential of solar energy[J]. Journal of Desert Research, 2006, 26(1): 122−125.]

[6] Fouad M M, Shihata L A, Morgan E I. An integrated review of factors influencing the performance of photovoltaic panels[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2017, 80: 1499−1511.

[7] 张雪莉, 刘其辉, 马会萌, 等. 光伏电站输出功率影响因素分析[J]. 电网与清洁能源, 2012, 28(5): 75−81. [Zhang Xueli, Liu Qihui, Ma Huimeng, et al. Analysis of influencing factors of output power of photovoltaic power plant[J]. Advances of Power System & Hydroelectric Engineering, 2012, 28(5): 75−81.]

[8] Alsharif M H, Younes M K, Kim J. Time series ARIMA model for prediction of daily and monthly average global solar radiation: The case study of Seoul, South Korea[J]. Symmetry, 2019, 11(2): 240, doi: 10.3390/sym11020240.

[9] Jimenez P A, Hacker J P, Dudhia J, et al. WRF-Solar: Description

and clear-sky assessment of an augmented NWP model for solar power prediction[J]. Bulletin of the American Meteorological Society, 2016, 97(7): 1249–1264.

[10] Diagne M, David M, Lauret P, et al. Review of solar irradiance forecasting methods and a proposition for small-scale insular grids [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2013, 27: 65–76.

[11] Aggarwal S K, Saini L M. Solar energy prediction using linear and non-linear regularization models: A study on AMS (American Meteorological Society) 2013–14 solar energy prediction contest[J]. Energy, 2014, 78: 247–256.

[12] Voyant C, Notton G, Kalogirou S, et al. Machine learning methods for solar radiation forecasting: A review[J]. Renewable Energy, 2017, 105: 569–582.

[13] 马金玉, 罗勇, 申彦波, 等. 太阳能预报方法及其应用和问题[J]. 资源科学, 2011, 33(5): 829–837. [Ma Jinyu, Luo Yong, Shen Yanbo, et al. A review on methods of solar energy forecasting and its application[J]. Resources Science, 2011, 33(5): 829–837.]

[14] 蒋俊霞, 高晓清, 吕清泉. 基于地基云图的云跟踪与太阳辐照度超短期预报方法研究[J]. 太阳能学报 2020, 41(5): 351–358. [Jiang Junxia, Gao Xiaoqing, Lü Qingquan. Study on cloud tracking and solar irradiance ultra-short-term forecasting based on TSI images[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2020, 41(5): 351–358.]

[15] Lara-Fanego V, Ruiz-Arias J A, Pozo-Vázquez D, et al. Evaluation of the WRF model solar irradiance forecasts in Andalusia (southern Spain)[J]. Solar Energy, 2012, 86(8): 2200–2217.

[16] 赵东. 中国太阳能长期变化及计算方法研究[D]. 南京: 南京信息工程大学, 2009. [Zhao Dong. Long term changes and assessment models of solar energy over China[D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science and Technology, 2009.]

[17] Liu B Y H, Jordan R C. The interrelationship and of direct, diffuse and characteristic distribution total solar radiation[J]. Solar Energy, 1960, 4(3): 1–19.

[18] Kumler A, Xie Y, Zhang Y. A physics-based smart persistence model for intra-hour forecasting of solar radiation (PSPI) using GHI measurements and a cloud retrieval technique[J]. Solar Energy, 2019, 177: 494–500.

[19] 刘唯佳. 基于云参量的太阳辐射短时临近预报模型的构建及预报评估[D]. 南京: 南京信息工程大学, 2021. [Liu Weijia. Construction and evaluation of cloud-property based solar radiation short-term forecast systems[D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science and Technology, 2021.]

[20] Xie Y, Liu Y. A new approach for simultaneously retrieving cloud albedo and cloud fraction from surface-based shortwave radiation measurements[J]. Environmental Research Letters, 2013, 8(4): 044023, doi: 10.1088/1748-9326/8/4/044023.

[21] Long C N, Gaustad K L. The shortwave (SW) clear-sky detection and fitting algorithm: Algorithm operational details and explanations[R]. United States: DOE Office of Science Atmospheric Radiation Measurement (ARM) User Facility, 2004.

[22] Liu Y, Wu W, Jensen M P, et al. Relationship between cloud radiative forcing, cloud fraction and cloud albedo, and new surface-based approach for determining cloud albedo[J]. Atmospheric Chemistry and Physics, 2011, 11(14): 7155–7170.

[23] Reda I, Andreas A. Solar position algorithm for solar radiation applications[J]. Solar Energy, 2004, 76(5): 577–589.

[24] Yang D, Alessandrini S, Antonanzas J, et al. Verification of deterministic solar forecasts[J]. Solar Energy, 2020, 210: 20–37.

[25] 于志翔, 李霞, 于晓晶, 等. 2003—2019年新疆气溶胶光学厚度时空变化特征[J]. 干旱区地理, 2022, 45(2): 346–358. [Yu Zhixiang, Li Xia, Yu Xiaojing, et al. Spatiotemporal variation characteristics of aerosol optical depth in Xinjiang from 2003 to 2019[J]. Arid Land Geography, 2022, 45(2): 346–358.]

[26] 孙小雲, 房彦杰, 赵景峰, 等. 塔克拉玛干沙漠输沙势时空分布特征[J]. 干旱区地理, 2020, 43(1): 38–47. [Sun Xiaoyun, Fang Yanjie, Zhao Jingfeng, et al. Spatial and temporal distribution characteristics of sand drift potential in Taklimakan Desert[J]. Arid Land Geography, 2020, 43(1): 38–47.]

[27] 刘畅, 李诚志, 李胜辉, 等. 基于栅格累加法的塔里木盆地沙漠化分析[J]. 干旱区地理, 2021, 44(1): 197–207. [Liu Chang, Li Chengzhi, Li Shenghui, et al. Desertification analysis based on grid accumulation method in Tarim Basin, China[J]. Arid Land Geography, 2021, 44(1): 197–207.]

Construction and validation of the R models for short-term solar irradiance forecasting

YAO Degui[1], LIU Weijia[2], HAN Yongxiang[3], LI Zhe[1], LIANG Yun[1]

(1. Electric Power Research Institute, Electric Power of Henan, Zhengzhou 450000, Henan, China; 2. Hangzhou Meteorological Bureau, Hangzhou 310051, Zhejiang, China; 3. Collaborative Innovation Center on Forecast and Evaluation of Meteorological Disasters, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, Jiangsu, China)

Abstract: Improving the forecasting accuracy of solar irradiance, as an important safeguard ensuring the stability of grid operations, remains one of the challenging technical bottlenecks. This study constructs a short-time solar irradiance forecasting model (R model) based on the cloud relative radiative forcing ratio R derived by the ground-based solar irradiances from the relationship between clouds and radiation and then evaluates the forecasting accuracy of the R model using 16-year solar irradiance measurements at the Southern Great Plains Central Facility site in the United States. The results show that (1) the R model significantly outperforms the simple persistence model and exhibits a 2%−25% improvement relative to the advanced smart persistence model (also called cloud relative radiative forcing (RCRF) model herein) in the cloudy case. (2) For the overall validation with 2.9×10^5 individual cloudy cases in 8 categories over 16 years, the forecast accuracy of the R model is significantly better than that of the simple model and the RCRF model at lead times longer than 1 h. Compared with the RCRF model, the forecast performance of the R model is improved by 25% and 19% in global horizontal irradiance and direct normal irradiance, respectively, and the lead time is extended by 1.5 and 1 h. (3) The R model with higher forecast performance sets a higher standard for the benchmark model of short-term solar irradiance forecasting. Meanwhile, the R model only requires short-term ground-based radiation observations for forecasting, facilitating and providing new possibilities for photovoltaic power plants without concurrent meteorological measurements in short-term solar irradiance forecasting.

Key words: persistence model; short-term irradiance forecast; forecasting performance; photovoltaic power plant